

센서 위치에 강건한 BCI 특징 비교 및 평가

박선애*, 최종호**, 정현교**
 서울대학교*, 전기공학부**

Evaluation of features for sensor position robust BCI

Sun-Ae Park*, Jong-Ho Choi**, Hyun-Kyo Jung*
 School of Electrical Engineering, Seoul National University**

Abstract - 이 논문에서는 최근 활발히 연구되고 있는 BCI 실험에서 센서 위치의 변화에 따른 정확도 감소를 줄이는 방법을 알아본다. 이를 위해 특징추출 방법에서 많이 사용되는 두 가지 방법 (Power Spectrum Density, Phase Lock Value) 을 비교 및 평가 한다. motor imagery BCI 실험 결과 phase정보를 이용하는 Phase Lock Value가 달라지는 센서 위치에 덜 민감하다는 것을 확인할 수 있었다.

1. 서 론

BCI (Brain Computer Interface) 기술은 두뇌의 활동을 침습적 (invasive)이나 혹은 비침습적(non-invasive)인 방법을 통해 직접 획득하여 신체 다른 기관의 활동 없이도 다른 기기와 통신을 할 수 있도록 하는 기술을 말한다. 실험 및 응용의 적용 편리성으로 인하여 비침습적 BCI가 활발히 연구되고 있다. 비침습적 BCI는 두뇌의 전기장을 기록하는 EEG(electroencephalogram) 와 자기장의 변화를 기록하는 MEG (magnetoencephalography) 등이 있으나 EEG 기반의 BCI 연구가 가장 활발하다 [1]. 하지만 EEG 데이터 측정 시, 많은 EEG 데이터를 획득하기 위해 반복적인 실험을 하기 때문에 그 과정에서 센서 부착과 분리도 함께 반복된다. 이 과정에서 같은 위치를 유지해야 하는 센서들의 위치가 변하는 일이 불가피하며 이것은 올바른 실험 결과를 얻지 못하는 큰 원인 중에 하나가 될 수 있기 때문에 이를 위한 해결 방법이 필요하다.

따라서 본 논문에서는 EEG 신호를 분류하기 위해 BCI에서 특징 (feature) 을 추출하기 위해 널리 사용되고 있는 방법인 주파수 변환을 한 뒤 그 값들의 크기를 특징으로 추출하는 PSD (Power Spectrum Density) 와 이와 달리 신호들의 크기에만 초점을 두지 않고 신호들의 phase정보를 이용하여 두 신호의 phase 차이 값을 특징으로 추출하는 PLV (Phase Lock Value) 를 이용하여 변화된 센서 위치에 따른 정확도 변화를 비교 및 분석한다.

현재 BCI 기술의 주요 적용 분야는 몸이 불편한 환자들을 대상으로 하기 때문에 시각적 자극을 통한 운동상상 (motor imagery) 을 이용한다. 본 논문에서는 화면을 통하여 시각적 자극을 주면 그에 따라 왼쪽 혹은 오른쪽 팔을 직접 움직이는 것이 아니라 왼쪽 혹은 오른쪽 팔을 움직이는 상상을 수행하여 실험을 진행했다.

2. 본 론

2.1 특징추출

BCI 실험 데이터를 분류하기 위해 특징 추출 과정에서 PSD (Power Spectrum Density) 와 PLV (Phase Locking Value) 을 사용하였다.

2.1.1 PSD

본 실험을 통해 얻은 데이터들은 시간에 대한 정보이기 때문에 주파수에 대한 정보인 PSD 를 얻기 위해 먼저 시간 공간을 주파수 공간으로 변환해 주는 FFT (Fast Fourier Transform) 를 이용하여 주파수 변환을 해주었다.

$$X(f) = \sum_{i=0}^{n-1} x(t) \exp(-j \frac{2\pi f t}{n}) \quad (1)$$

PSD는 주파수 공간으로 바꾼 값의 크기를 취하여 구할 수 있다.

$$P(f) = \sqrt{\text{real}(X(f))^2 + \text{imag}(X(f))^2} \quad (2)$$

2.1.2 PLV

실험으로부터 얻은 EEG 데이터의 크기 뿐 아니라 사용된 센서들 간의 phase 차이를 사용하기 위해 phase정보에 초점을 둔다.

$x_i(t)$ 가 센서위치 i 를 통해 얻은 시간에 대한 정보, 즉 우리가 실험을 통해 얻은 정보이고, ($i = 1, 2$)

$$\tilde{x}_i(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x_i(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (1)$$

로 정의 되는 Hilbert transform을 이용하면 센서위치 i 의 phase정보는

$$\Phi_i(t) = \tan^{-1} \frac{\tilde{x}_i(t)}{x_i(t)} \quad (2)$$

로 정의 할 수 있다. 따라서 우리가 구하고자 하는 센서위치 1과 센서위치 2간의 PLV는

$$PLV = \frac{1}{N} \left| \sum_{t=1}^N \exp(j\Phi_1(t) - \Phi_2(t)) \right| \quad (4)$$

가 된다.[3]

2.2 분류 알고리즘

패턴인식 분야에서 널리 사용되고 있는 LDA (Linear Discriminant Analysis) 를 사용하였다. 데이터의 분리도를 최대로 하는 벡터를 찾는 방법으로 데이터의 분리도는 클래스간 분산을 최대로 하고 클래스내 분산을 최소로 하는 것으로 정의된다. m_i 를 각 클래스의 평균이라 하면

$$\text{부류 간 퍼짐} = |m_1 - m_2| \quad (5)$$

$$s_i^2 = \sum_{y \in w_i} (y - \overline{m}_i)^2 \quad (6)$$

$$\text{부류 내 퍼짐} = s_1^2 + s_2^2 \quad (7)$$

따라서 최적화해야 할 목적 함수는

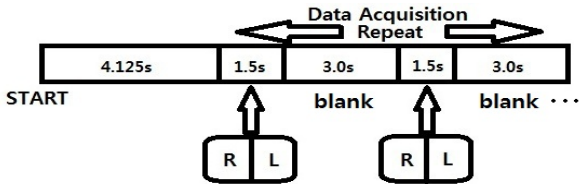
$$J(w) = \frac{\text{부류 간 퍼짐}}{\text{부류 내 퍼짐}} = \frac{|m_1 - m_2|^2}{s_1^2 + s_2^2} \quad (8)$$

로 정의 될 수 있고 목적함수 $J(w)$ 를 최대화 하는 벡터 w 를 찾게 되면 w 는 최적의 축이 되는데 데이터들을 그 축에 투영하여 분류한다.

2.3 실험

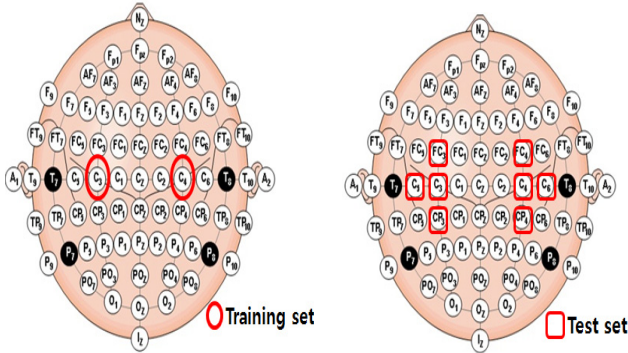
2.3.1 실험 방법

EEG 데이터를 얻기 위해 <그림 1> 과 같은 패러다임을 이용하여 피험자에게 자극을 주어 실험하였다. 왼쪽, 오른쪽의 운동상상을 위한 자극은 시각적 자극으로 흰 색 바탕 화면에 왼쪽 화살표와 오른쪽 화살표가 각각 1.5초 동안씩 임의로 보여지게 된다. 왼쪽 화살표 또는 오른쪽 화살표 화면이 나온 뒤 3초 동안은 흰 색 화면의 blank화면이 나오고 다시 그 다음 1.5초 동안 왼쪽 화살표 또는 오른쪽 화살표의 화면이 나오는 식으로 반복 된다. 왼쪽 화살표와 오른쪽 화살표의 화면이 각각 32개씩 총 64번 나오도록 하였고 피험자의 EEG 데이터는 sampling 주파수 512Hz로 얻었다.



〈그림 1〉 EEG 기록을 위해 실험에 사용한 패러다임

실험에 사용한 센서 위치는 〈그림 2〉의 오른쪽 그림과 같이 표준 전극 부착 위치인 10-20system 중에서 운동심상에 주로 사용되는 센서 위치 C3, C4를 트레이닝 데이터를 위해 이용하였다. 센서 위치 변화에 대한 결과를 알기 위해 센서 위치 C3, C4 중심으로 위, 아래, 옆 위치(FC3, FC4, C5, C6, CP3, CP4)를 이용하여 테스트 데이터를 얻었다.



〈그림 2〉 실험에 사용한 센서 위치

2.3.2 실험 결과

〈표 1〉은 PSD, PLV로 추출한 특징을 이용해 LDA로 실험 데이터를 분류한 결과이다. 제시한 패러다임에서는 왼쪽 화살표와 오른쪽 화살표 화면이 각각 32번씩 나오도록 하였지만 실험 시작 시 피험자의 움직임과 자극화면에 대한 집중 시작 시점, 패러다임이 끝날 무렵의 집중력을 고려하여 처음 두 개의 trial과 끝의 세 개의 trial을 제외한 오른쪽, 왼쪽 각각 27개씩의 trial 데이터를 사용하여 분류하였다. 분류의 정확도는 분류가 잘 된 데이터 수를 전체 데이터 수로 나누는 것으로 정의했으며 PSD의 분류정확도 CA_{PSD} (classification accuracy of PSD), PLV의 분류정확도 CA_{PLV} (classification accuracy of PLV)로 표현한다.

〈표 1〉 PSD와 PLV의 분류 정확도 비교

test	$CA_{PSD}(\%)$	$CA_{PLV}(\%)$
C3,C4	61.11	59.26
C5,C4	44.40	59.26
CP3,C4	53.70	51.85
FC3,C4	55.56	51.85
C3,FC4	48.15	50.00
C3,CP4	50.00	50.00
C3,FC4	50.00	59.26

위의 실험 결과를 살펴보면 PSD를 이용하여 분류하였을 경우 테스트 데이터의 센서 위치가 C3, C4에서 주변 센서 위치로 바뀌면 분류 정확도가 급격히 떨어짐을 알 수가 있다. 하지만 PLV를 이용하였을 경우 어느 정도의 분류 정확도 감소는 있지만 PSD에 비해 덜 감소함을 볼 수 있다. 거리변화에 따른 영향을 정량적으로 분석하기 위해 센서들 사이의 거리에 대한 sensor position robustness(SPR)를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$SPR = \frac{\sum_{i \neq c3, j \neq c4} CA_{i,j}}{CA_{c3,c4}(N-1)} \quad (9)$$

여기서 $CA_{i,j}$ 는 센서위치 i, j 에 대한 테스트 데이터의 분류 정확도를 의미하고 N 은 테스트 데이터를 얻기 위해 사용한 센서위치 순서쌍의 개수를 의미한다. 즉 센서위치 C3, C4를 제외한 나머지 위치들에서의 분류정확도 평균이 C3, C4에서의 분류정확도와 비슷할수록 분류 결

과가 센서위치 변화에 덜 민감하게 영향 받는다는 것을 나타낸다. 이것은 SPR이 1에 가까워질수록 센서위치 영향에 덜 받는 강건한 방법임을 알 수 있다. PSD의 SPR은 0.8231이고 PLV의 SPR은 0.9062으로 PLV가 PSD보다 센서위치에 영향 받지 않는다는 것을 확인할 수 있다.

3. 결 론

본 논문에서는 phase정보를 이용한 PLV방법이 반복 되는 실험에서 변화하는 센서 위치에 덜 민감하다는 결과를 얻을 수 있었다. SPR이 1에 가까울수록 센서 위치가 달라져도 분류 정확도는 크게 달라지지 않는다는 것을 의미한다. 하지만 센서 위치에 강건한 PLV의 특징에도 불구하고 PSD의 분류정확도가 PLV의 분류정확도보다 좋기 때문에 PSD가 더 널리 사용되고 있다. 따라서 PSD의 높은 분류정확도와 PLV의 센서 위치에 강건한 특징을 같이 사용하여 신호의 특징을 추출하는 방법에 관한 연구가 필요하다.

[참 고 문 헌]

- [1] F Lotte, M Congedo, A Lécuyer, F Lamarche1, B Arnaldi1, "A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces", J.Neural Eng, 4, R1-R13, 2007
- [2] Han-Jeong Hwang, Kiwoon Kwon, Chang-Hwang Im "Neurofeedback-based motor imagery training for brain-computer interface(BCI)", Journal of Neuroscience Methods, 179, 150-156, 2009
- [3] Clemens Brunner, Reinhold Scherer, Bernhard Graimann, Gernot Supp, Gert Pfurtscheller "Online Control of a Brain-Computer Interface Using Phase Synchronization", IEEE TRANSACTION ON BIOMEDICAL ENGINEERING, VOL53, NO.12, 2501-2506, 2006